

Metodología para la selección del parámetro alpha en el modelo de Suavización Exponencial: Un enfoque empírico

Carlos A. Castro Zuluaga

Universidad EAFIT, Medellín, Antioquia, Colombia, ccastro@eafit.edu.co

Sara C. Botero Escobar

Universidad EAFIT, Medellín, Antioquia, Colombia, sboter11@eafit.edu.co

RESUMEN

La Suavización Exponencial Simple (SES) es uno de los Modelos de Series de Tiempo (MST) más ampliamente utilizados a nivel industrial para obtener proyecciones porque es un modelo sencillo, fácil de entender e implementar para muchos productos y familias, siempre y cuando la serie de datos realmente muestre un comportamiento estable. Sin embargo, para utilizar un modelo SES se debe definir un valor apropiado de la constante de suavización (alpha) que rige el comportamiento del modelo de pronóstico. En este artículo proponemos una metodología que ayude a encontrar un “buen” valor de la constante alpha para el modelo de SES de manera que se obtenga una “buena” previsión de la demanda. El artículo explica los pasos de la metodología propuesta y ésta es aplicada a 58 series mensuales de la categoría industrial, cada una con 133 observaciones, que están incluidas en la M3-Competition.

Palabras Clave: Suavización Exponencial Simple, Selección de Parámetros, Medidas de Exactitud.

ABSTRACT

Simple Exponential Smoothing (SES) is one of the Time Series Models (TSM) most widely used at industrial level for forecasting purposes because it is simple, easy to understand and to implement for many items or families, if the time series actually display a stationary behavior. However, to use SES one must decide the proper value for the smoothing constant (alpha) that drives the behavior of the forecasting model. In this paper we propose a methodology that helps to find a “good” value of the constant (alpha) for the SES model, in order to obtain a “good” forecasting demand. The paper explains the steps of the methodology proposed and it is applied to 58 monthly series of the industry category with 133 observations that are included in the M3-Competition.

Keywords: Simple Exponential Smoothing, Parameter Select, Accuracy Measures.

1. INTRODUCCIÓN

El 80/20 es una relación normalmente utilizada a nivel industrial para hacer una clasificación de los productos de acuerdo con la importancia de éstos en la compañía. La clasificación ABC es el enfoque tradicionalmente utilizado por los administradores de inventario para hacer esta clasificación, utilizando para ello el criterio de la distribución por valor (DBV por sus siglas en inglés) de los productos. El principio de Pareto supone que el veinte por ciento de los productos representan el ochenta por ciento de los ingresos de la compañía (Pareto, 1971). Aunque estos porcentajes nunca son exactos, si es verdad que en muchas industrias una pequeña cantidad de productos generan un alto porcentaje de los ingresos. Estos productos normalmente tienen las siguientes características: (1) poseen una gran cantidad de información histórica; (2) se encuentran en la etapa de madurez dentro del Ciclo de Vida del Producto (PLC por sus siglas en inglés) y (3) presentan patrones de comportamiento estable o estable-estacional en los datos históricos (Castro, 2008).

Recientemente hemos realizado trabajos de consultoría en algunas empresas en temas de gestión de la demanda, planificación de la producción y gestión de inventario, y sin sorpresa hemos encontrado que los principales métodos utilizados para hacer predicciones son los modelos ingenuos, los modelos de Promedio Móvil Simple (PMS) y los modelos de Suavización Exponencial Simple (SES). Los pronósticos calculados con estos métodos son utilizados para construir planes de producción y/o para definir los parámetros de los modelos de control de inventario de acuerdo con las políticas de la empresa, obteniéndose resultados que de igual forma no han sido motivo de sorpresa: referencias con altos niveles de inventarios (algunas de ellas ya obsoletas) y referencias con un gran número de agotados al no encontrarse disponibles en el instante en que fueron demandados. Aunque son muchos los factores que pueden conducir a una empresa a tener altos niveles de inventario y/o de faltantes (variabilidad de la demanda, tiempo de suministro, confiabilidad de los proveedores, etc.), una de las principales razones (y que puede mejorarse) es el nivel de precisión de los modelos de predicción empleados, que en las empresas visitadas está en promedio alrededor del 30%, lo que trae como consecuencia bajos niveles de servicio (en promedio la tasa de cumplimiento es del 60%), altos niveles de inventario (productos con más de cinco meses de cobertura), conduciendo a un caos generalizado en las plantas y almacenes.

Lo anterior, es una muestra más de la pertinencia e importancia de la utilización de modelos de proyección que permitan definir con la mayor exactitud posible las cantidades que serán demandadas (de forma individual o agregada) en un futuro próximo o lejano, ya que de ello dependerán las inversiones futuras que una empresa debe hacer en instalaciones y maquinaria, la fuerza de trabajo y los niveles de producción, los niveles de inventario, el abastecimiento de insumos y de materias primas y muchas otras decisiones que parten de los pronósticos y que deben tomarse al interior de las compañías. Los modelos de series de tiempo son una de las formas de obtener previsiones de la demanda, sin embargo la selección del método de proyección (y sus respectivos parámetros) aplicable a una serie de datos determinada es uno de los mayores inconvenientes que se presentan dentro de cualquier organización. Esta misma pregunta ha sido ampliamente estudiada desde la academia, en donde varios estudios realizados se han enfocado en presentar propuestas sobre la manera de determinar qué método proporciona el pronóstico más exacto para un tipo de serie de tiempo dada, pero también existe otra área de estudio en donde el problema radica en definir cómo calibrar o refinar un modelo a partir de sus parámetros y valores de inicialización, lo cual no ha sido posible contestar de una forma definitiva hasta el momento..

En este artículo nos enfocaremos en proponer una metodología para seleccionar el valor de alpha (α) para el modelo de SES considerando el coeficiente de variación como un factor relevante en su selección. El artículo se encuentra distribuido en 5 secciones. Esta introducción va seguida de la revisión de la literatura, donde se referencian los diferentes autores que han trabajado en el tema y se realiza una descripción general de nuestra propuesta. En la sección 3 se describe la metodología diseñada para la selección del valor del parámetro alpha. En la sección 4 se muestra la aplicación de la metodología a 58 series de la M3-Competition. Finalmente, el documento termina con la sección 5 donde se presentan conclusiones y resultados.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Dada la importancia de la selección de parámetros dentro de los modelos de proyección (Berry & Bliemelf, 1974) y más específicamente en los modelos de Suavización Exponencial (SE), por ser éstos ampliamente utilizados a nivel industrial, dada su facilidad de interpretación, implementación y manejo (S. G. Makridakis, Wheelwright, & Hyndman, 1998), se han realizado diversos estudios en donde se proponen metodologías y técnicas encaminadas a resolver el problema de definir parámetros en los modelos de series de tiempo.

La mayoría de los estudios realizados inicialmente sobre el tema (Berry & Bliemelf, 1974; R. Fildes, 1989; E. S. Gardner & Dannenbring, 1980), se enfocan principalmente en la selección de modelos de pronósticos para series de tiempo analizadas de forma individual, en donde se parte de parámetros seleccionados a ensayo y error ó definidos aleatoriamente para identificar entre varios modelos de series de tiempo cuál es el modelo más adecuado, de acuerdo a medidas de desempeño de la muestra de entrada (definidos en las investigaciones como In-Sample) como el Error Cuadrado Medio (MSE por sus siglas en inglés) y la Desviación Absoluta Media (MAD

por sus siglas en inglés). Es comprensible que este tipo de estudios iniciales sobre el tema analicen solamente algunas posibilidades de parámetros debido a la capacidad y velocidad computacional de los equipos. Otras investigaciones realizadas proponen hacer la selección de los modelos de proyección basándose en el desempeño del modelo pero en la muestra de salida (definidos en las investigaciones con Out-of-Sample) con base nuevamente en MSE y el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE por sus siglas en inglés), analizando igualmente algunos posibles valores de los parámetros definidos aleatoriamente (S. Makridakis, 1990).

Las anteriores propuestas dieron las bases de las siguientes investigaciones en el tema, en donde los principales aportes se encaminaron fundamentalmente a proponer nuevos indicadores de desempeño para la selección de modelos de pronóstico de series de tiempo, como la Media Geométrica del Error Absoluto Relativo (GMRAE por sus siglas en inglés) cuando el objetivo es calibrar un modelo para un conjunto de series de tiempo (Armstrong & Collopy, 1992); el Error Medio Relativo Absoluto (MdRAE por sus siglas en inglés) para seleccionar los métodos más exactos cuando son pocas series (Armstrong & Collopy, 1992); el Error Porcentual Absoluto sin Sesgo (UAPE por sus siglas en inglés) para eliminar posibles sesgos en las mediciones (Collopy & Armstrong, 2000); el Error Cuadrado Medio de la Predicción (PMSE por sus siglas en inglés) para seleccionar modelos con base en los errores porcentuales obtenidos de la muestra de salida (Kilian, 2003); el Error Absoluto Escalado Medio (MASE por sus siglas en inglés), una medida que según los autores es más adecuada que la mayoría de las normalmente empleadas (R. Hyndman & Koehler, 2006). Algunas de estas investigaciones proponen usar indicadores como el MAPE cuando existen muchas series y otras definen por ejemplo que el MSE es poco confiable para realizar comparaciones. Una característica común a estas investigaciones es que ninguna hace referencia a la forma de definir los parámetros de los modelos de series de tiempo, específicamente los modelos SE.

El enfoque de optimización para seleccionar modelos y parámetros (Castro Z. & Uribe, 2010; Rasmussen, 2004), se basa en la minimización de alguna medida de desempeño (generalmente el MSE o el MAD). Un posible problema con este enfoque es que el minimizar una sola medida de desempeño no garantiza una consistencia en los errores futuros obtenidos por el modelo seleccionado. Otro enfoque utilizado para el problema de definición de parámetros y selección de modelos, es aquel que utiliza la Inteligencia Artificial (AI por sus siglas en inglés) como es el caso de las redes neurales artificiales (Sohl, 1995) más precisamente las redes de propagación hacia atrás, utilizando el MAPE como medida principal para determinar el desempeño de los modelos, pero no precisan la forma de definir los parámetros en los modelos de SE.

Finalmente, se han realizado varios estudios en donde se indaga sobre algunos métodos propuestos para seleccionar modelos y/o parámetros en los métodos de series de tiempo (R. Fildes, 1989; Robert Fildes & Makridakis, 1995; Mentzer & Cox, 1984; Yokuma, 1995) y en donde se comparan diferentes técnicas para ello (Meade, 2000), así como varios artículos sobre revisión de la literatura (De Gooijer & Hyndman, 2006; R Fildes, Nikolopoulos, Crone, & Syntetos, 2008; E. Gardner, 1985; E. S. Gardner, 2005) en cuanto a selección de modelos de series de tiempo. Algunas de las más importantes conclusiones de estas investigaciones es que no existe aún un método que garantice la forma de definir parámetros o de seleccionar modelos de proyección, debido principalmente a la naturaleza incierta de la demanda; que algunas de las propuestas existentes son complicadas de implementar a nivel industrial dada la complejidad de los modelos; y que una de las necesidades latentes en las empresas es desarrollar métodos sencillos que permitan definir parámetros, seleccionar modelos y realizar proyecciones de una gran cantidad de referencias, principalmente de aquellas clasificadas como muy importantes dentro de las organizaciones.

En este artículo se muestra una metodología sencilla de entender y de aplicar para seleccionar el parámetro alpha en el modelo de SES, este modelo es adecuado para aquellos productos que presentan un patrón de comportamiento regular estable en la serie de datos histórica, lo cual se puede definir a partir del coeficiente de variación. Partiendo del supuesto de que los productos más importantes de una empresa se encuentran en su etapa de madurez dentro del Ciclo de Vida de Producto, la metodología propuesta es una herramienta que ayuda y soporta el proceso de toma de decisiones en lo relacionado con la definición de modelos y obtención de pronósticos de la demanda. En el siguiente numeral se muestra y explica brevemente la metodología propuesta.

3. METODOLOGÍA PARA LA DEFINICIÓN DEL PARÁMETRO ALPHA EN EL MODELO SES

La metodología propuesta para la selección del parámetro alpha en el modelo SES, se muestra en la Figura 1:

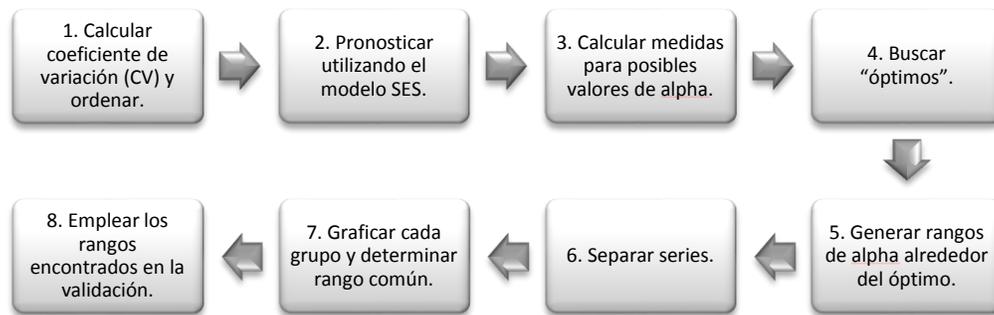


Figura 1: Metodología Propuesta para la selección del parámetro alpha en el modelo SES

Un paso importante (y que no se muestra en la Figura 1) antes de aplicar la metodología propuesta, consiste en definir cuántos datos históricos de cada serie serán empleados en la validación del modelo. Por ejemplo si se tienen 72 datos, los últimos 6 serán utilizados para validar el modelo.

Paso 1. Calcular y Ordenar CV

Para cada serie se calcula su Coeficiente de Variación (CV_i) dado por $CV_i = \sigma_i / \bar{x}_i$, donde σ_i es la desviación de los datos históricos de la serie i y \bar{x}_i es la demanda promedio de la serie i . Se excluyen aquellas series que no cumplen con el concepto de estabilidad utilizado: $CV_i \leq 0.5$ (Silver, Pyke, & Peterson, 1998). Las series se ordenan de manera ascendente de acuerdo a los Coeficientes de Variación calculados.

Paso 2. Pronosticar con el modelo SES

Se generan las proyecciones utilizando el modelo SES para cada uno de los periodos de tiempo de las series seleccionadas y a partir de estas proyecciones se calculan los errores y las siguientes medidas de precisión: MAD, MSE y MAPE. Se proyectan también los periodos utilizados para la validación del modelo, se calculan los errores y el MAPE.

Paso 3. Calcular medidas para los posibles valores de alpha

Al proyectar utilizando el modelo SES se define *a priori* el valor de la constante alpha (Paso 2). En este paso se calculan las medidas antes mencionadas (incluyendo el MAPE de los periodos de validación) para cada uno de los posibles valores de alpha. En el modelo se propone evaluar valores de alpha entre 0,1 y 1 con deltas de 0,01, pero esta cantidad puede ser definida de acuerdo al grado de precisión deseado.

Paso 4. Buscar "óptimos"

De los valores generados para cada una de las medidas de precisión en el paso anterior, se selecciona el valor mínimo u "óptimo" asociado a un determinado alpha en cada una de las series.

Paso 5. Generar rangos de alpha cercanos al óptimo.

La variabilidad es un factor que tiene alta incidencia en la selección de parámetros en las series de tiempo, por lo tanto no se debe buscar un valor "único" de alpha, ya que éste no sería repetible en series con comportamientos estables diferentes. En este paso se generan rangos de alpha que den valores cercanos al óptimo con un porcentaje de desviación del 5% para las medidas MAD, MSE y MAPE en cada una de las series a analizar. En el ejemplo ilustrativo este proceso no se realizó para la medida MAPE ya que tras realizar algunas pruebas se encontró que

no existía diferencia significativa entre los rangos arrojados por esta medida y el MAD, por lo cual se decidió utilizar solamente esta última ya que es una medida de más fácil interpretación.

Paso 6. Separar series

En este paso se separa la totalidad de las series en grupos de acuerdo al orden obtenido en el paso 1. La cantidad de grupos dependerá de la cantidad de series a analizar y del grado de agregación que se quiera tener, por lo que ésta es definida por el usuario. El objetivo de este paso es realizar un mejor análisis del comportamiento de las series dentro de un determinado grupo, según CV similares.

Paso 7. Graficar grupos y determinar rango común

Cada grupo de series es graficado en función de los valores de alpha que conforman los rangos definidos en el paso 6. Se generan dos gráficos por grupo de series (uno por cada medida de exactitud) y en cada gráfico se determina un rango común de alpha, es decir, aquel que contenga la mayor cantidad de series.

Paso 8. Emplear rangos en la validación

Los rangos más comunes para cada grupo en las medidas MAD y MSE se utilizan en los datos de validación del modelo, evaluando los resultados generados por dichos alphas en la medida de precisión MAPE, con el fin de encontrar cuál de las dos medidas (con sus rangos de alpha) presentan menores porcentajes de error con relación al valor óptimo de la medida empleada en la validación, de esta manera, se define cual es el rango de alpha adecuado para generar buenos pronósticos de la demanda al utilizar el modelo SES en series de comportamiento estable basado en los coeficientes de variación y las medidas de exactitud empleadas.

4. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA

Con el fin de aplicar la metodología descrita en el numeral 3, se tomaron las 58 series mensuales de categoría industrial con 133 datos históricos de la M3-Competition (Makridakis & Hibon, 2000), de los cuales los últimos 6 datos de cada serie fueron utilizados para la validación del modelo. A cada serie se le calculó su Coeficiente de Variación (CV), y fueron organizadas de forma ascendente de acuerdo a este valor. Ninguna de las series utilizadas fue excluida del análisis, ya que todos los CV están por debajo del umbral definido de 0,5. Las series se dividieron en 3 grupos de acuerdo a sus Coeficientes de Variación. En la Tabla 1 se muestra un resumen de las series empleadas.

Tabla1: Agrupación de las series categoría industrial M3-Competition

Grupos	Valores del CV	Series	Número de series incluidas
1	De 0,068064 a 0,124063	1-29	29
2	De 0,124063 a 0,236064	30-48	19
3	De 0,236064 a 0,460064	49-58	10
		Total	58

A cada serie se le generaron las proyecciones utilizando el modelo SES y se calcularon los errores y las medidas de exactitud correspondientes para los diferentes valores de alpha. Se encontraron los valores óptimos para cada medida de precisión y se generaron los rangos alrededor de éstos valores para las medidas MAD y MSE, cuyos porcentajes de variación fueran máximo 5%. En total se generaron 6 gráficos: dos por cada grupo; uno para cada medida de exactitud (es decir MAD y MSE). En cada gráfico se definieron los rangos comunes, tal como se puede observar en las Figuras 2 a 7.

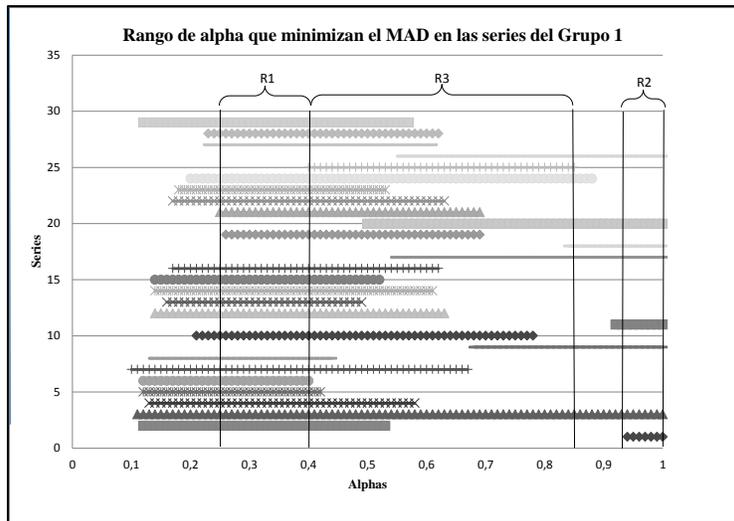


Figura 2: Rango de alpha que minimiza el MAD en las series del grupo 1.

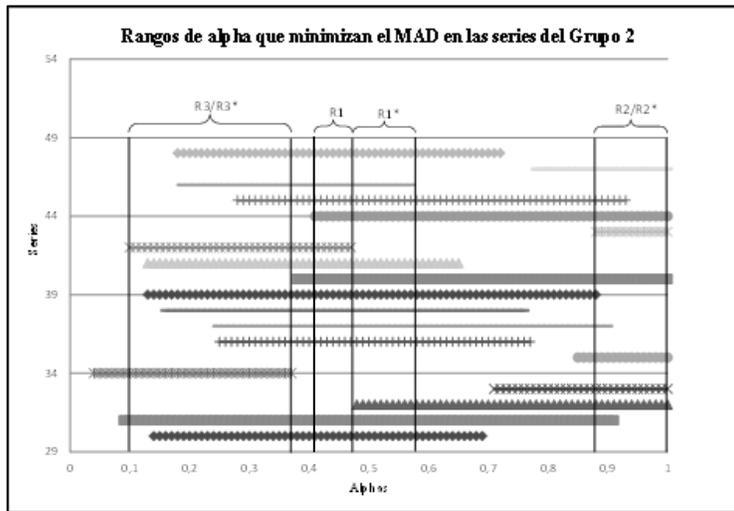


Figura 3: Rango de alpha que minimiza el MAD en las series del grupo 2.

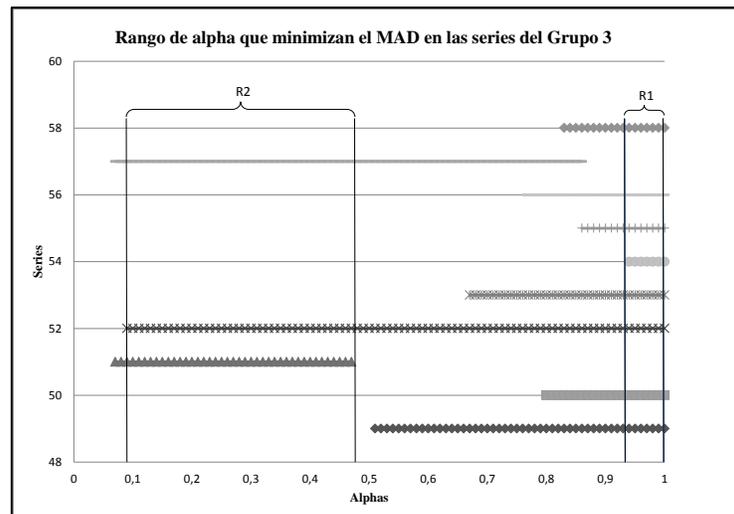


Figura 4: Rango de alpha que minimiza el MAD en las series del grupo 3.

En la Tabla 2 se muestra un resumen de los datos obtenidos del análisis de los gráficos para la medida de precisión MAD. Para el primer grupo, el cual contiene 29 series, se encontró que el rango más común de alpha va de 0,26 a 0,4 y dentro de este rango están contenidas el 72,41% de las series. Las series restantes se encuentran en otros dos rangos con sus respectivos porcentajes.

En el segundo grupo se presentan dos distribuciones diferentes de los rangos de alpha, el primer grupo (sin *) contiene el 68,42% de sus 19 series en el rango de 0,41 a 0,47, mientras que el grupo con * contiene exactamente la misma cantidad de series que el primero pero en el rango de 0,48 a 0,57, el contenido de estos dos rangos es 92,31% igual, es decir, de las 13 series que contienen cada uno de los rangos, 12 de ellas son comunes. El tercer grupo, donde se encuentran 10 series, contiene el 80% de éstas en el rango 0,94 a 1, y el 20% restante se encuentra en el rango de 0,07 a 0,47.

Tabla 2: Resumen de los gráficos para la medida MAD

GRUPOS	GRUPO 1			GRUPO 2				GRUPO 3	
Rangos	R1	R2	R3	R1	R1*	R2/R2*	R3/R3*	R1	R2
Valores de alpha	0,26-0,4	0,94-1	0,4-0,85	0,41-0,47	0,48-0,57	0,88-1	0,1-0,37	0,94-1	0,07-0,47
% de series contenidas en el rango	72,41%	24,14%	3,45%	68,42%	68,42%	26,32% / 21,05%	5,26% / 10,53%	80%	20%

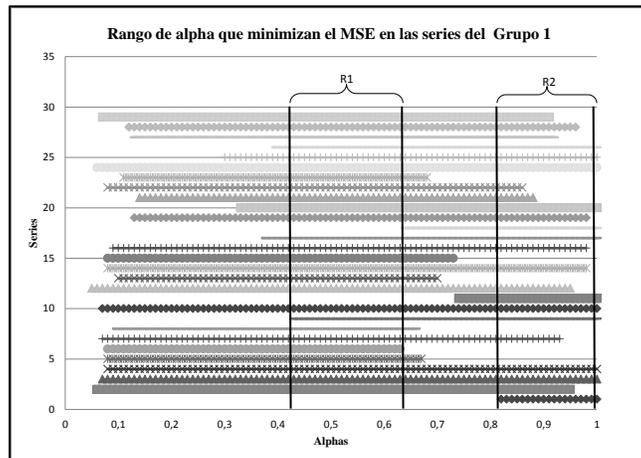


Figura 5: Rango de alpha que minimiza el MSE en las series del grupo 1.

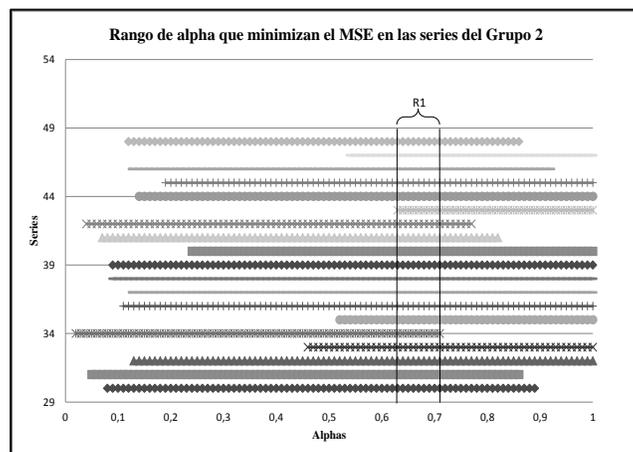


Figura 6: Rango de alpha que minimiza el MSE en las series del grupo 2.

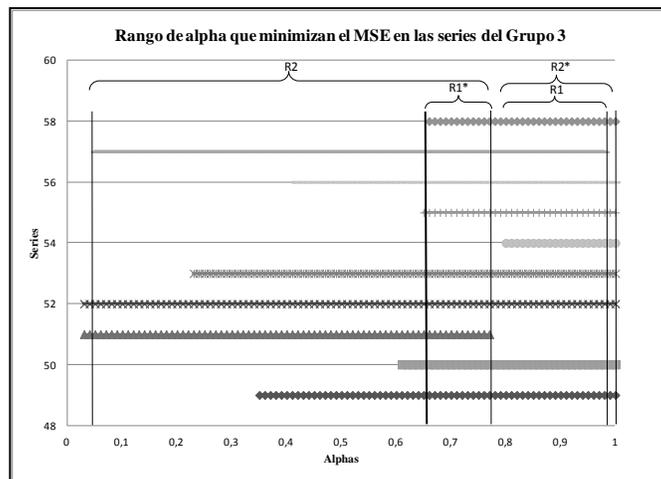


Figura 7: Rango de alpha que minimiza el MSE en las series del grupo 3.

Tabla 3: Resumen de los gráficos para la medida MSE

GRUPOS	GRUPO 1		GRUPO 2	GRUPO 3			
Rangos	R1	R2	R1	R1	R1*	R2	R2*
Valores de alpha	0,43-0,63	0,82-1	0,63-0,71	0,8-0,98	0,66-0,77	0,05-0,77	0,8-1
% de series contenidas en el rango	89,66%	10,34%	100%	90%	90%	10%	10%

En la Tabla 3 se hace un resumen de los gráficos para la medida de precisión MSE. Para el primer grupo el cual contiene 29 series, se encontró que el rango más común de alpha va de 0,43 a 0,63 y dentro de este rango están contenidas el 89,66% de las series, las series restantes se encuentran en el rango 0,82 a 1. Los otros rangos contienen en realidad más series de las ahí colocadas, sin embargo, esas series no se tuvieron en cuenta dentro del rango debido a que estaban contenidas en el rango más común y allí fueron contadas. El segundo grupo, donde se encuentran 19 series, contiene el 100% de éstas en el rango 0,63 a 0,71. En el tercer grupo se presentan dos distribuciones diferentes de los rangos de alpha, el primer grupo (sin *) contiene el 90% de las 10 series en el rango de 0,8 a 0,98, mientras que el grupo con * contiene exactamente la misma cantidad de series que el primero pero en el rango de 0,66 a 0,77; el contenido de estos dos rangos es 88,89% igual, es decir, de las 9 series que contiene cada uno de los rangos, 8 de ellas son comunes.

Los rangos comunes de alpha para cada grupo, en las medidas MAD y MSE se utilizaron en la medida de precisión de la validación: MAPE, se encontró que el 63,79% de las series presentaban menores porcentajes de error al utilizar el rango de alpha del MSE, mientras que al 39,66% de las series les ocurría esto con el MAD. Se dieron dos casos en los cuales utilizar los rangos del MAD y del MSE era prácticamente indiferente, por ello, estos dos casos fueron contabilizados en los dos registros anteriores y el total supera el 100%. Se puede entonces establecer que utilizar los rangos de alpha del MSE en las series estudiadas, nos permite obtener “buenas” previsiones de la demanda.

5. CONCLUSIONES

De acuerdo a la metodología presentada y aplicada a las 58 series mensuales de categoría industrial con 133 datos históricos de la M3-Competition, en el caso de los rangos de alpha que minimizan el MAD, se puede observar que los valores de éstos son cada vez mayores a medida que se pasa de grupo (mayores CV), es decir, que los valores del rango de alpha presentan una relación directa con el CV, de esta manera series con coeficientes de variación menores (más estables) requieren valores de alfa más pequeños (del orden de 0.5) y viceversa. Por su parte, los rangos de alpha que minimizan el MSE, presentan una situación similar a la del MAD, es decir, el rango de

valores de alpha es cada vez mayor a medida que aumenta el CV de las series. Lo anterior permite concluir que el coeficiente de variación puede ser un factor determinante en la selección del parámetro alpha en los modelos SES.

Igualmente, la metodología aplicada permite concluir de acuerdo a los resultados encontrados que utilizar el rango de alpha de 0,1 a 0,3 para series con altos CV y el rango de 0,2 a 0,4 para series de bajos CV, como lo proponen (E. S. Gardner & Dannenbring, 1980) no es una afirmación que se pueda generalizar, ya que según los resultados obtenidos con la metodología propuesta, se logró identificar que a medida que los coeficientes de variación aumentan, los rangos de alpha que minimizan los errores porcentuales absolutos medios (MAPE) en los datos de salida incrementan también, obteniéndose valores de alpha del orden de 0,5 para bajos CV, y alphas del orden de 0,7 para altos CV.

Finalmente, se observa que los rangos de alpha para cada una de las medidas y para cada grupo de series no son coincidentes, es decir, utilizar como criterio de selección del parámetro alpha, la medida MSE nos sugiere elegir alphas de mayor valor que los determinados si utilizamos como criterio el MAD. Sin embargo, al utilizar los valores de alpha obtenidos con la medida MSE y realizando con ellos el proceso de la validación con el MAPE, se encontró que los rangos de alpha sugeridos generan menores errores en las proyecciones, mostrando valores de MAPE más cercanos al óptimo en la etapa de validación, lo cual apoya los argumentos de varios autores que han utilizado el MSE como criterio de elección del parámetro del modelo (E. Gardner, 1985; S. Makridakis, 1990; Rasmussen, 2004; Sohl, 1995; Taylor, 2003).

6. REFERENCIAS

- Armstrong, J. S., & Collopy, F. (1992). Error Measures For Generalizing About Forecasting Methods: Empirical Comparisons. *International Journal of Forecasting*, 8, 69-80.
- Berry, W. L., & Bliemelf, F. W. (1974). Selecting exponential smoothing constants : an application of pattern search. *International Journal of Production Research*, 12(4), 10-14.
- Castro Z., C. A. ., & Uribe, D. (2010). Optimización de parámetros y de valores de inicio para el modelo de holt basado en señales de rastreo. *Revista EIA*, (14), 115-124.
- Castro, C. (2008). Planeación de la Producción (p. 242). Medellin-Colombia: Editorial Universidad Eafit.
- Collopy, F., & Armstrong, J. S. (2000). Another Error Measure for Selection of the Best Forecasting Method : The Unbiased Absolute Percentage Error. Office, (1993).
- De Gooijer, J., & Hyndman, R. (2006). 25 Years of Time Series Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22(3), 443-473.
- Fildes, R, Nikolopoulos, K., Crone, S. F., & Syntetos, a a. (2008). Forecasting and operational research: a review. *Journal of the Operational Research Society*, 59(9), 1150-1172.
- Fildes, R. (1989). Evaluation of Aggregate and Individual Forecast Method Selection Rules. *Management Science*, 35(9), 1056-1065.
- Fildes, Robert, & Makridakis, S. (1995). The impact of Empirical Accuracy Studies On Time Series Analysis and Forecasting. *International Statistical Review*, 63(3), 289-308.
- Gardner, E. (1985). Exponential smoothing state of the art. *Journal of Forecasting*, 4, 1-28.

- Gardner, E. S. (2005). Exponential smoothing : The state of the art – Part II. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 637-666.
- Gardner, E. S., & Dannenbring, D. (1980). Forecasting with exponential smoothing some guidelines for model selection. *Decision Sciences*, 11(2), 370-383.
- Hyndman, R., & Koehler, A. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679-688.
- Kilian, L. (2003). On the selection of Forecasting Models. *Reproduction*, (214).
- Makridakis, S. (1990). Sliding Simulation: A New Approach to Time Series Forecasting. *Management Science*, 36(4), 505-512.
- Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and applications* (3rd ed., p. 656). New York: John Wiley & Sons.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: results, conclusions and implications, *International Journal of Forecasting*, 16, 451-476.
- Meade, N. (2000). Evidence for the selection of forecasting methods. *Journal of Forecasting*, 19(6), 515-535.
- Mentzer, J. T., & Cox, J. E. (1984). Familiarity, application, and performance of sales forecasting techniques. *Journal of Forecasting*, 3(1), 27-36.
- Pareto, V. (1971). *Manual of Political Economy* (English translation). New York: A. M. Kelley Publishers.
- Rasmussen, R. (2004). On time series data and optimal parameters. *Omega*, 32(2), 111-120.
- Sohl, J. (1995). A neural network approach to forecasting model selection. *Information & Management*, 29(6), 297-303.
- Taylor, J. W. (2003). Exponential Smoothing with a Damped Multiplicative Trend. *Business*, 19(0), 715-725.
- Yokuma, J. (1995). Beyond accuracy: Comparison of criteria used to select forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 11(4), 591-597.

Authorization and Disclaimer

Authors authorize LACCEI to publish the paper in the conference proceedings. Neither LACCEI nor the editors are responsible either for the content or for the implications of what is expressed in the paper.